



YAPAY SINIR AĞLARI VE UYARLAMALI SINİRSEL BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ İLE FRANCİS TİPİ TÜRBİNLER İÇİN VERİM TAHMİNLEMESİ

Ece AYLI* ve Oğuzhan ULUCAK**

***Çankaya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Makina Mühendisliği Bölümü
06790 Etimesgut, Ankara, *eayli@cankaya.edu.tr

(Geliş Tarihi: 06.09.2019, Kabul Tarihi: 18.02.2020)

Özet: Türbinler tasarım noktaları dışında mevsimsel yağış dalgalanmaları, zamana bağlı elektrik ihtiyacı farklılıkları sebebiyle kısmi yükleme şartlarında çalıştırılabilmektedir. Bu noktada tasarımcılar tepe diyagramları oluşturmakta ve farklı debi ve düşüleri altında sistem verimini tahminlemektedir. Tepe diyagramı çalışması bir çok farklı ayar kanadı açıklığında ve düşüde test gerektirdiğinden oldukça maliyetli bir çalışmadır. Bu çalışmada Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) metodu ile farklı çalışma koşullarında Francis tipi türbin verim tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği (HAD) yöntemi ile elde edilmiş verim değerleri ile kıyaslanmıştır. Sonuçlara göre, maliyetli bir test veya sayısal süreç yerine ANFIS metodu kullanarak tepe diyagramı oluşturmak mümkündür. Sayısal veriler %25'i test ve %75'i modeli eğitmek için kullanılmak üzere ikiye ayrılmıştır. Geliştirilen YSA ve ANFIS modelleri ile verim tahminleri yapılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Çıktılar ortalama hata, maksimum hata ve regresyon katsayısı olmak üzere 3 farklı istatistiksel kriter ile test edilmiş ve ANFIS'in tepe diyagramı uygulamasında YSA'ya göre daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir. ANFIS parametrelerinin optimize edilmesi ile ortalama hata %1.41, R^2 değeri ise 0.999 olarak hesaplanmıştır. Yazarların bilgisine göre YSA ve ANFIS uygulamasının türbinlere uygulandığı ilk literatür araştırması bu çalışmadır.

Anahtar Kelimeler: YSA, ANFIS, türbin, HES, Francis tipi türbin, tepe diyagramı

ANN AND ANFIS PERFORMANCE PREDICTION MODELS FOR FRANCIS TYPE TURBINES

Abstract: Turbines can be operated under partial loading conditions due to the seasonal precipitation fluctuations and due to the needed electrical demand over time. According to this partial working need, designers generate hill chart diagrams to observe the system behavior under different flow rates and head values. In order to generate a hill chart, several numerical or experimental studies have been performed at different guide vane openings and head values which are very time consuming and expensive. In this study, the efficiency prediction of Francis turbines has been performed with ANN and ANFIS methods under different operating conditions and compared with simulation results. The obtained results indicate that it is possible to obtain a hill chart using ANFIS method instead of a costly experimental or numerical tests. ANN and ANFIS parameters which effect the output, have been optimized with trying 100 different cases. 75% of the numerical data set is used for training and 25 % is used for validation as testing data. To asses and compare the performance of multiple ANN and ANFIS models several statistical indicators have been used. Insight to the performance evaluation, it is seen that ANFIS can predict the efficiency distribution with higher accuracy than the ANN model. The developed ANFIS model predicts the efficiency with 1.41% mean average percentage error and 0.999 R^2 value. To the best of the author's knowledge, this is the first study in the literature that ANN and ANFIS are used in order to predict the efficiency distribution of the turbines at different loading conditions.

Keywords: ANN, ANFIS, turbine, HEPP, Francis type turbine, Hill chart

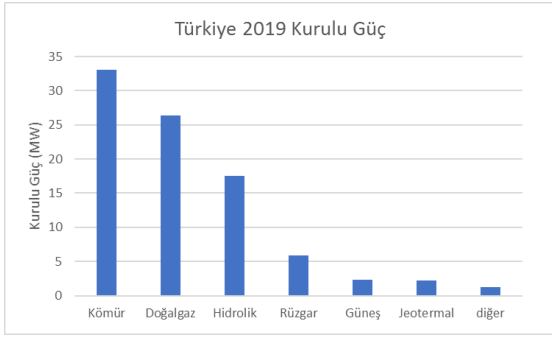
NOMENCLATURE

YSA	Yapay Sinir Ağları
ANFIS Sistemi	Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
H	Düşü (m)
mf	Üyelik Fonksiyonu
MSE	Ortalama Hata (%)
Q	Debi [m^3/s]
X_i	YSA Girdileri
Y_i	YSA Çıktıları
w	Ağırlık Fonksiyonu

GİRİŞ

Günümüzde enerji ihtiyacının her geçen gün artması, enerji kaynaklarının hızla tükenmesi ve fosil yakıtların kullanımına bağlı olarak oluşan atmosfer kirliliği sürdürülebilir ve yenilenebilir kaynaklara olan ilgiyi arttırmıştır. Ülkemizde yerli ve yenilenebilir bir kaynak olması, işletme, çevre ve stratejik açılarından da avantajları bulunması sebebi ile hidroelektrik enerjiden faydalanmak teşvik edilmektedir.

2016 yılı itibarıyla Dünya’da tüm enerji kaynakları içerisinde hidrolik enerjinin kurulu gücü 1064 GW ile tüm enerji kaynaklarının kurulu gücüne oranı %16.4’tür. Yenilenebilir enerji kaynakları içerisinde ise hidrolik enerjinin oranı %71’dir (International Energy Agency,2018). 2018 yılında Çin var olan hidroelektrik santral kapasitesini 35% arttırarak dünyada birinci sırada yer alırken, Türkiye 1 GW’den fazla kapasite ilave ederek üçüncü sırada yer almıştır. Türkiye’de ki enerji kaynaklarına göre kurulu güç dağılımı Şekil 1’de verilmiştir. Türkiye de 2018 yılında Hidrolik enerjinin toplam enerji üretime oranı %19.8’dir (Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı). Ayrıca yenilenebilir enerji kaynakları içinde en büyük paya yine %66.6 ile hidroelektrik enerji sahiptir.



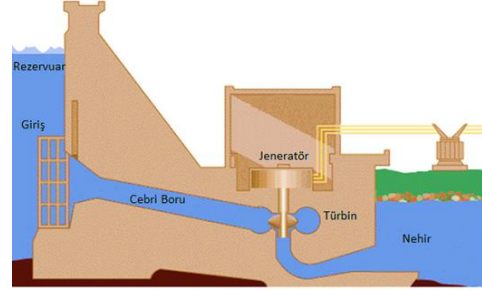
Şekil 1. Enerji kaynaklarına göre Türkiye’de kurulu güç (Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı web sayfasından uyarlanmıştır)

2016 yılı verilerine göre, hidrolik enerji tüm enerji üretim kaynakları arasında dünya genelinde Watt başına en düşük yatırım maliyeti gereken enerji kaynağıdır. KW saat başına hidrolik enerji 0.05 dolar iken, rüzgâr enerjisi 0.06 dolar, biyoenerji 0.07 dolar jeotermal 0.10 dolar maliyet gerektirmektedir (Irena, 2018). Bunun yanı sıra, hidroelektrik santrallerin yüksek verim ile çalışabiliyor olması (%85-%97), uzun ömre sahip olması, tehlikeli atık oluşturmaması ve güvenilir olması hidrolik enerjiyi tercih sebebi haline getirmektedir. Türkiye, 2023 yılında toplam kurulu gücü %20 arttırarak 34 GW’a çıkarmayı hedeflemektedir.

Hidroelektrik sistemlerde suyun akım enerjisinden faydalanılmaktadır. Su bir boru sistemi ile (cebri boru) yüksek bir yerden türbine verilmektedir ve potansiyel enerji kinetik enerjiye çevrilmektedir. Yüksek basınçlı su türbinin kanatlarını döndürmekte ve kinetik enerji mekanik enerjiye dönüşmektedir. Türbinin tahrik ettiği jeneratörün dönmesi ile de elektrik enerjisi elde edilmektedir (Şekil 2). Türbinden elde edilen güç, suyun düşüşüne ve debisine bağlıdır (Ayli,2016).

Günümüz teknolojisinde türbin bileşenlerinin tasarımı için özellikle Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiğinden (HAD) yararlanılmaktadır. Shukla ve diğerleri (Shukla,2011), deneysel olarak test edilmiş bir Francis tipi türbini sayısal olarak modellemişlerdir. Elde ettikleri sonuçları deneysel sonuçlar ile kıyaslamış ve hidrolik türbinlerde HAD yöntemlerinin güvenilir bir yöntem olduğunu ve maliyetten kazanç sağladığını öne

sürmüşlerdir. Anup vd.(2014), 70 kW güç ve 0.5 m³/s debiye sahip Francis tipi türbin için üç boyutlu Reynolds Ortalamalı Navier Stokes (RANS) çözümlemesi yapmıştır. Ayli (2016), üç boyutlu zamandan bağımsız sayısal çözümleme ile Türkiye, Bursa ilinde kurulmakta olan Francis tipi HES’in temel bileşenlerinin tasarımını gerçekleştirmiştir. Tasarlanan türbin geniş bir debi-düşü aralığında %90 üstü verim ile çalışabilmektedir.



Şekil 2. Hidroelektrik sistemlerinin çalışma prensibi

Okyay (2010), Francis tipi türbinler için tasarım metodolojisi geliştirmiştir ve izlenen yöntem ile tasarlanan türbin enerji üretimi için kurulmuştur. Ayancık (2014), Francis tipi türbin çarkları tasarımı için optimizasyon metodolojisi geliştirmiştir. Geliştirilen optimizasyon metodolojisi çark tasarımında harcanan süreyi 8.8 kat azaltmıştır.

Türbin tasarımlarında sadece tam yükleme durumu değil, kısmi yükleme durumlarında da yüksek performans sağlanması önem teşkil etmektedir. Bu bağlamda yapılan tasarımın farklı ayar kanadı açıklıklarında ve düşülerde de test edilmesi gerekmektedir. Deneysel yöntemler maliyetli olduğundan ötürü farklı debi ve düşülerde birçok deney gerçekleştirmek yerine sayısal yöntemler yardımı ile türbin performansının araştırılması birçok araştırmacı tarafından tercih edilmiştir. Gohil vd. (2014), farklı yükleme durumları için Francis tipi türbinlerde HAD çalışmaları gerçekleştirmiştir. Elde ettikleri sonuçları model testler ile kıyaslamış ve maksimum hatayı %1 mertebesinde bulmuşlardır. Patel vd. (2011) %25 ile %130 yükleme arasında farklı debilerde Francis tipi türbin performansını irdelemiş ve kısmi yükleme durumlarında kayıpların arttığını ortaya koymuştur. Celebioglu vd. (2018), farklı ayar kanadı açıklıklarında farklı yükleme durumları için (%20-%130) toplamda 52 HAD analizi gerçekleştirmiş ve türbinin davranışını geniş bir debi düşü aralığında irdelemiştir. Her bir tüm türbin analizi 36 milyon eleman içermektedir.

Her ne kadar farklı debi düşü aralıklarında türbin performansı irdelemek gerekli bir tasarım süreci olsa da bu çalışma bilgisayar maliyetlerini ve tasarım zamanını çok arttırmaktadır. Bu noktada farklı debi ve düşü durumlarında verim tahminlemesini daha az maliyet ve kısa sürede yüksek doğruluk ile gerçekleştirebilmek önem arz etmektedir.

YSA’nın insan beynine benzer bir biçimde çalışması, verilen veriyi öğrenip tahmin yapabiliyor olması, YSA yöntemine geniş bir kullanım alanı yaratmaktadır. Bu

yaklaşım ile mühendislik uygulamalarında hem akademik hem pratik birçok problem çözümlenebilmektedir. Yenilenebilir enerji alanında konum optimizasyonu verim tahmini gibi uygulamaları mevcuttur (Mensour v.d, 2017). YSA bir dizi algoritmanın birbiri ile iletişimi ile verilen girdi ve çıktılar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri çözebilmekte ve bu karmaşık ilişkileri-fonksiyonları kullanarak daha önce tanımadığı girdiler üzerinden başarılı tahminler-çıktılar verebilmektedir.

ANFIS, Takagi-Sugeno fuzzy çıkarım sistemini kullanan bir tür melez (hibrid) YSA sistemidir. Bir dizi eğer-sonra (if-then) kurallarını kullanarak doğrusal olmayan fonksiyonlar öğrenebilmektedir. ANFIS hem sinir ağları hem de bulanık mantığı birbirleriyle uyumlu bir şekilde kullanabildiği için, her iki teknolojinin de güçlü yanlarından faydalanır (Raju, 2011).

Literatürde, yenilenebilir enerji alanında, ANFIS ve YSA kullanılarak gerçekleştirilmiş birçok çalışma bulunmaktadır. Antonopoulos vd.(2019), günlük hava durumu, hava sıcaklığı, nem ve rüzgâr hızı verilerini kullanarak toplam potansiyel radyasyon tahmin eden bir YSA modeli geliştirmiştir. Elde ettikleri sonuçların değerlendirilmesinde R² ve ortalama hata üzerinden performans irdelemesi yapmışlardır. Elde edilen regresyon sonuçları ve YSA sonuçları birbirleri ile tutarlı bulunmuştur. Ghosh ve Majumder (2019), YSA ve ANFIS kullanarak dalga enerjisine etki eden dalga boyu ve dalga periyodu dışındaki parametrelerin ağırlıklarını belirlemiştir. Terzi vd (2011), YSA ve ANFIS yöntemi ile rüzgâr hızı tahminlemesi yapmışlar ve iki yöntemi birbirleri ile ve gerçek hızlar ile kıyaslamışlardır. Elde edilen sonuçlara göre ANFIS, YSA metoduna oranla daha iyi bir yaklaşım sağlamaktadır. Kurtgöz vd (2017), YSA metodu kullanarak biyogaz tesisinde kullanılan bir gaz motorunun değişik koşullarda verimini tahmin etmiştir. Literatürde birçok yenilenebilir enerji kaynağı verim tahminlemesi üzerine çalışma bulunmakta olup yazarların bilgisine göre, hidroelektrik santral verim tespitinde bu metotlardan hiç faydalanılmamıştır.

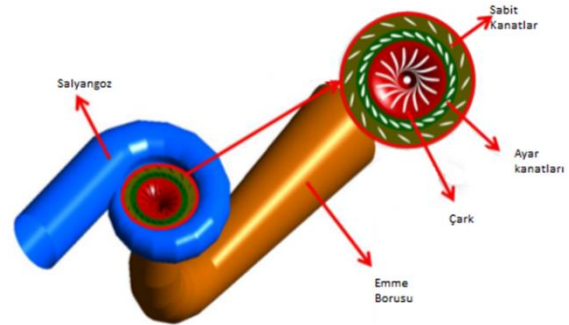
Bu çalışmada ANN ve ANFIS metotlarının farklı yüklenme durumlarında verim tahminleme becerisi üzerine çalışılmıştır. Bu bağlamda bir önceki çalışmada (Ayli, 2014) tasarımı gerçekleştirilmiş ve farklı debi ve düşülerdeki davranışı tepe diyagramı ile irdelenmiş olan çalışmadan faydalanılmıştır. ANN ve ANFIS performansı değerlendirilmesi için farklı öğrenme fonksiyonları, gizli katman sayıları ve üyelik fonksiyonları denenmiş ve en iyi sonucu veren mimariler seçilmiştir. Toplamda 100 farklı mimari oluşturulmuş ve sonuçları birbirleri ile kıyaslanmıştır.

METODOLOJİ

Francis tipi türbinler 60 m ile 700 m düşü aralığında, 2 m³/s ile 1000 m³/s debi aralığında çalışabilmektedir. Bu türbinler ile 500 MW'a kadar güç elde edilebilmektedir. Bu avantajlar Francis türbinlerine geniş bir uygulama alanı yaratmaktadır. Francis tipi türbinler salyangoz, sabit kanat, ayar kanatları, çark ve emme borusundan

oluşmaktadır. Su, akış boyunca sırasıyla salyangoz, sabit kanatlar, ayar kanatları ve çarktan geçmekte son olarak emme borusundan tahliye olmaktadır. Salyangoz ve sabit kanadın amacı, akışı düzenlemek ve ayar kanatlarına uygun açı ile suyu yönlendirmektir. Ayar kanatları servo motorlar ile kendi ekseninde sağa veya sola dönebilmekte böylece çarka ulaşan su debisi ayarlanabilmektedir. Su çarka ulaştıktan sonra sahip olduğu enerjiyi çarka vermekte ve emme borusundan tahliye olmaktadır.

Ayli (2014), çalışmasında 2 m³/s debi 78 m düşü ve 1.4 MW güç isterleri olan BUSKİ HES için beş temel bileşenin tasarımını ANSYS-CFX yazılımı ile gerçekleştirmiştir. Tasarım süreci boyunca maksimum verim, minimum kavitasyon hedeflenmiştir. Çark kanatlarında X-blade geometrisi seçilmiş bu sayede daha dengeli bir basınç dağılımı elde edilmiştir. Tüm bileşenlerin tasarımı minimum kayıp ve maksimum verim ile tek tek gerçekleştirildikten sonra tam yüklenme durumunda tüm türbin analizi gerçekleştirilmiştir. Tasarım noktasında verim % 93.835 olarak hesaplanmıştır. Şekil 3'de Buski HES için tasarlanan bileşenler verilmiştir.



Şekil 3. Buski HES bileşenleri

Sayısal Metodoloji

BUSKİ HES için tasarım süreci tamamlandıktan sonra 48-108 m arasında 10 m aralıklı düşü değerleri için 6 farklı ayar kanadı açıklığında toplamda 42 tüm türbin analizi gerçekleştirilerek tepe diyagramı elde edilmiştir. Tepe diyagramı çalışmasında basınç giriş-basınç çıkış sınır koşulları kullanılmıştır. Bu sayede sistemden geçen debi hesaplanmıştır. Üç boyutlu türbülanslı sıkıştırılmaz akış koşulları için Navier-Stokes denklemleri kullanılarak hesaplama yapılmıştır. Korunum denklemleri Denklem (1) ve Denklem (2)'de verilmiştir.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial (\rho u_i)}{\partial x_i} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{D(u_i)}{Dt} = \frac{\partial u_i}{\partial t} + u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial P}{\partial x_i} + \nu \frac{\partial^2 u_i}{\partial x_j^2} + F_i \quad (2)$$

Denklem (3)'e göre salyangoza giriş ve çıkıştaki toplam basınçlar hesaplanmıştır ve sınır koşulları tanımlanarak denklemler çözülmüştür.

$$P = \rho gH + P_{atm} \quad (3)$$

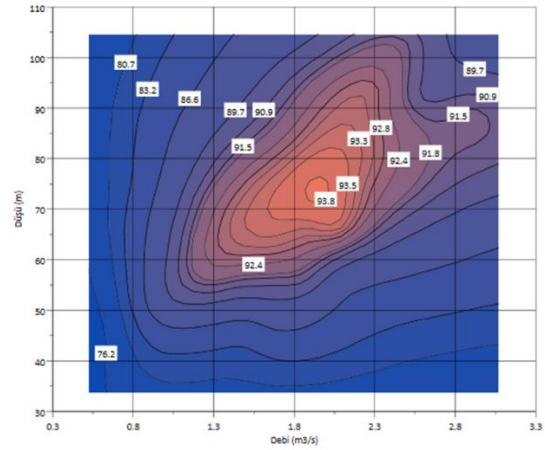
42 farklı düşü ve debide yapılan analizler sonucu debi, düşü ve verim eğrisi çizilmiştir. Buski Francis türbini tepe diyagramı Şekil 4'de verilmiştir. Sistemin tasarım noktası en yüksek verim aralığına denk gelmektedir. Maksimum verim 93.8 m olarak elde edilmiştir. Kısmi yüklemelerde sistem kayıplarının artmasına bağlı olarak verim ve güç düşmektedir.

Akış karakteristiklerinin gözlemlenebilmesi ve yakalanabilmesi için ağ yapısının yeterli nokta sayısına sahip olması gerekmektedir. Ayar kanadı, sabit kanat ve çark kanatları H,J,C ve L ağ topolojileri kullanılarak hazırlanmıştır. Salyangoz ve emme borusunda ise karmaşık geometriden ötürü yapısal olmayan ağ yapısı kullanılmıştır. Çözümün eleman sayısının artması ile değişmediği nokta yeterli eleman sayısı olarak kabul edilmiştir. Salyangoz için çıkış yüzeyindeki ortalama akış açısı, emme borusu için geri kazanım katsayısı, sabit ve ayar kanadı için çıkış yüzeylerindeki ortalama hızlar ve çark için güç, verimlilik değerleri incelenmiştir.

Ayli'nin (2016) çalışmasında ayrıntıları verildiği üzere ağ yapısından bağımsızlaşma çalışması sonrasında tüm türbin bileşenlerinin sahip olduğu eleman sayısı 14×10^6 olarak hesaplanmıştır. Tüm türbin için gerçekleştirilen türbülans modeli çalışması sonucunda k-ε türbülans modeli seçilmiştir. Tüm türbin analizleri TOBB ETU Hidro Laboratuvarına ait 108 çekirdekli öbek bilgisayar sistemi ile gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada her bir analiz ortalama olarak 8 saat sürmüştür. ANN ve ANFIS yöntemi ile verim tahminlemesinin yüksek doğrulukla yapılabilmesi durumunda ciddi bir zaman ve bilgisayar maliyeti minimize edilmiş olacaktır.

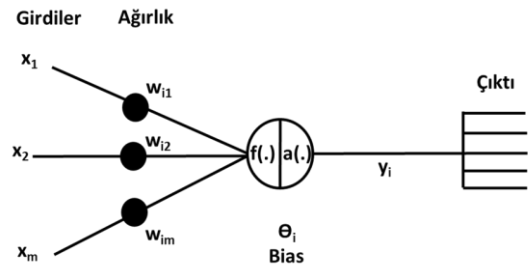
Yapay Sinir Ağları Metodu

YSA biyolojik sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiş deneme yolu ile öğrenme ve genelleştirme yapabilen bir matematiksel metottür. YSA, sayısız doğrusal olmayan nöronlardan ve bu nöronlar arası bağlantılardan oluşmaktadır. Temel olarak tüm YSA'lar; girdi, gizli ve çıktı katmanları olarak üç katmandan oluşur. İlk katman, giriş katmanı olarak adlandırılır ve girdi verilerinden oluşur. Bu katman dış ortamdan verilen girdileri alarak gizli katmana iletir. Gizli katman ise girdi katmanından gelen bilgileri işlemekte ve çıkış katmanına yollamaktadır, bu katman çok sayıda yapay sinir hücresi barındırmaktadır. Şekil 5'de YSA mimarisi gösterilmektedir.



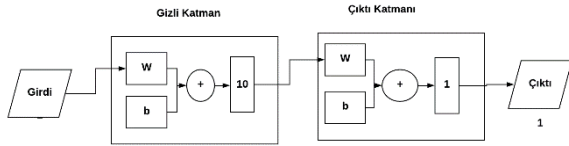
Şekil 4. Buski Hes tepe diyagramı

YSA'da optimize edilmesi gereken parametrelerden bir tanesi gizli katmandaki katman sayısıdır. Gizli katman sayısının performansa olan etkisi üzerine genelleştirilmiş bir sonuç bulunmamaktadır. Bazı problemlerde katman sayısını arttırmak tahminleme performansını artırırken bazı problemlerde ise istenmeyen kararsızlıklara sebep olmaktadır (Vuraş, 2007 ve Ataseven, 2013) Dolayısı ile deneme yanılma yolu ile katman sayısı belirlenmesi gerekmektedir.



Şekil 5. YSA mimarisi

YSA mimarileri sinirler arası bağlantılara göre ileri veya geri beslemeli ağlar olarak tanımlanırlar. İleri beslemeli ağlarda geri besleme hiçbir zaman yoktur ve her bir katmandaki nöron bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden iletilir. Bu çalışmada ileri beslemeli ağlarda en çok kullanılan çok katmanlı algılayıcı (MLP) kullanılmaktadır. Tek katmanlı algılayıcılar sadece doğrusal problemleri çözümlenebilmekte çok katmanlılar ise doğrusal olmayan problemlerde de kullanıldığı için sıklıkla tercih edilmektedir (Ataseven, 2013). İleri beslemeli ağlar Giriş ve çıkış katmanları arasında gizli katmanlara sahip olduğundan ötürü tek katmanlı algılayıcıların karşılaştıkları sınırlamalara sahip değildir, bu sebepten ötürü bu çalışmada çok katmanlı algılayıcılar kullanılmıştır. Bu uygulamada girdi olarak debi ve düşü verilmekte çıktı olarak ise verim alınmaktadır. Gizli katmandaki eleman sayısı ise deneme yanılma yolu ile tespit edilecektir. 2 giriş 1 çıkışlı bir YSA mimarisi Şekil 6'da verilmiştir.



Şekil 6. YSA şematik gösterimi

Eğitim, bilinen bir çıktı setinin, girdi seti kullanılmasıyla yapılmaktadır. Girdi seti ağırlık fonksiyonları ile çarpılarak toplanır. Gizli katmanda bulunan herhangi bir nöronun yapısı Şekil 5’de gösterilmiştir. X , girdi değerini, y çıktı değerini ve w girdinin yoğunluğunu ifade etmektedir. Herhangi bir girdinin çıktıya olan etkisini ifade eden w , giriş parametreleri ile Denklem (4)’de verildiği şekilde çarpılır ve toplanır.

$$S_i = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (4)$$

Bu toplam ve bilinen çıktı değeri kullanılarak transfer fonksiyonu çözülür ve b değeri tespit edilir. Böylece giriş değeri ve çıkış değeri arasındaki lineer olmayan ilişki kurulmuş olur. Unit step, sigmoid-tanh, piecewise linear,

gaussian gibi birçok farklı transfer fonksiyonları olsa da çok katmanlı YSA’da tan-sigmoid fonksiyonu tercih edilmektedir (Xie,2009). Sigmoid fonksiyonu Denklem (5)’de verilmiştir. Bu işlem her defasında epoch denilen iteratif bir süreç ile her katman için tekrarlanır. Bu çalışmada eğitilen modeller için epoch sayısı 100 olarak sınırlandırılmıştır.

$$f(S_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta(S_i)}} \quad (5)$$

Bu çalışmada YSA ve ANFIS uygulaması için MATLAB yazılımı kullanılmıştır. Doğruluğu arttırmak için girdi verileri normalize edilmiştir. Normalizasyon, bir veri setindeki verilerin en büyük değere bölünerek normalleştirilmesi işlemidir. Bu işlem sonucunda veriler $[0,1]$ aralığında yer almaktadır. Denklem (6)’da ifade edildiği üzere YSA modeline girilecek verilerin tamamı normalize edilmiştir. Normalize edilmiş veri seti Tablo 1’de verilmiştir.

$$X_{normalize} = \frac{X - X_{Minimum}}{X_{Maksimum} - X_{Minimum}} \quad (6)$$

Tablo 1. Normalize Edilmiş Simülasyon girdileri ve verim değerleri

Buski Hes Normalize Edilmiş Veriler							
	Debi	Düşü	Verim		Debi	Düşü	Verim
1	0	0	0	22	0.585837	0.589748	1
2	0.115471	0.078328	0.31823	23	0.681945	0.579421	0.954025
3	0.231452	0.126038	0.494809	24	0.787008	0.557007	0.891132
4	0.377451	0.156019	0.510779	25	0.107733	0.610866	0.461348
5	0.452818	0.162181	0.605628	26	0.293783	0.689567	0.798807
6	0.53166	0.162462	0.594868	27	0.467499	0.722654	0.916626
7	0.029732	0.160795	0.052998	28	0.664703	0.718333	0.969354
8	0.16433	0.238845	0.700729	29	0.749971	0.706546	0.930698
9	0.298967	0.278751	0.852013	30	0.861278	0.678419	0.888748
10	0.460441	0.30563	0.861897	31	0.13177	0.753605	0.483018
11	0.530851	0.310477	0.849747	32	0.331252	0.834614	0.725583
12	0.62201	0.302831	0.69155	33	0.515691	0.864567	0.877961
13	0.057618	0.32313	0.302708	34	0.724035	0.847113	0.938843
14	0.209968	0.391435	0.829931	35	0.814893	0.830991	0.845057
15	0.35953	0.432852	0.962219	36	0.931935	0.796369	0.880775
16	0.534488	0.450147	0.965918	37	0.153765	0.89367	0.4482
17	0.610463	0.449315	0.967229	38	0.366286	0.981297	0.657405
18	0.708731	0.432795	0.845185	39	0.559405	1	0.788672
19	0.083029	0.468253	0.44341	40	0.779771	0.974124	0.881208
20	0.253172	0.54083	0.847961	41	0.87691	0.953624	0.792215
21	0.414752	0.577581	0.966484	42	1	0.912696	0.769346

Normalize edilmiş veriler, sırasıyla eğitim ve test olmak üzere %75 ve %25 olarak ikiye ayrılmıştır. Uygun YSA modeli tespiti için toplamda 75 model eğitimi yapılmıştır. Bayesian Regularization (BR), Scaled Conjugate

Gradient (SCG) ve Levenberg-Marquardt (LM) olarak 3 farklı eğitim algoritması kullanılmıştır. Her bir algoritma için gizli katman sayısı değiştirilerek test edilmiştir. MLP tipi YSA geri yayılım algoritması kullanarak eğitilmiştir

Toplamda 75 adet model geliştirilmiş ve üç farklı eğitim modeli için her bir modelde gizli katman sayısı 1'den 25'e kadar değiştirilmiştir. Tablo 2'de geliştirilen tüm mimariler verilmiştir. Alınan çıktılar ile R² ve OH kriterine göre çıktılar değerlendirilmiştir.

Tablo 2. Geliştirilen YSA mimarileri

	Gizli Katman Sayısı	Eğitim Modeli
Model 1-25	1,2,3,4,...25	Levenberg-Marquardt
Model 26-50	1,2,3,4,...25	Bayesian Regularization
Model 51-75	1,2,3,4,...25	Scaled Conjugate Gradient

Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Metodu

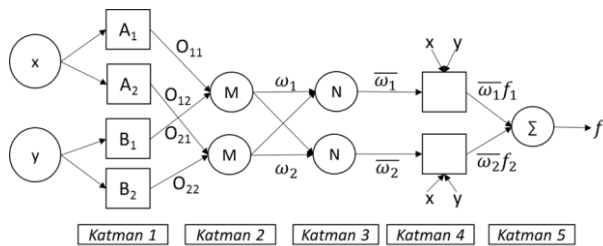
ANFIS, Bulanık mantığın (Fuzzy Logic) YSA modeline uygulanmasıyla oluşan melez bir sistemdir. Böylece her iki sistemin avantajlı olan yönlerini birleştirmekte ve dezavantajlı yönlerini de törpülemektedir. Bulanık mantığın en önemli avantajı belirsizlik problemlerini çözümedeki başarısıdır. Simgesel mantık, doğru veya yanlış gibi bir başka ifade ile bir ve sıfırlardan oluşurken, bulanık mantık, üyelik fonksiyonları ile birlikte girdileri ve çıktıları derecelendirebilir. Örneğin; bir bardak su, simgesel mantık kurgusu ile sıcak veya sıcak değil olarak tanımlanmakta iken, bulanık mantık ile bir bardak su, %10 yüksek sıcaklık, %30 orta sıcaklık, %40 normal sıcaklık ve %20 düşük sıcaklık olarak tanımlanabilir. ANFIS, bu esnek matematiksel yapısı sebebiyle mühendislik problemlerini daha gerçekçi modelleyebilmektedir (Kurtgöz,2017)

Şekil 7'de gösterilen, 2 giriş ve bir çıkıştan oluşan, Sugeno tipi bir çıkarılma sistemi için aşağıdaki kurallar tanımlanır.

Kural 1: Eğer (x is A₁) ve (y is B₁) ise f₁=p₁x+q₁y+r₁ (7)

Kural 2: Eğer (x is A₂) ve (y is B₂) ise f₂=p₂x+q₂y+r₂(8)

A_i ve B_i bulanık kümeleri f_i ise çıktıyı temsil etmektedir. Eğitim sırasında amaç, p_i, q_i ve r_i ile ifade edilen tasarım parametrelerini hesaplamaktır.



Şekil 7. ANFIS metodunun şematik yapısı

ANFIS, giriş ve çıkış parametreleri arasında 5 katman bulundurulur. 2 giriş parametresi ve bir çıktı içeren ANFIS yapısı Şekil 7'de gösterilmiştir. Şekil'de x, y giriş parametreleri, f ise çıkış parametresini ifade etmektedir.

1. Katmanda her bir düğüm, giriş değişkenlerinin üyelik fonksiyonları düğüm fonksiyonlarını oluşturur. Her bir düğüm çıkışı Denklem 9'da verildiği şekilde hesaplanır.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1,2 \text{ veya } O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3,4 \quad (9)$$

İlk katman aldığı x ve y girdilerini üyelik fonksiyonları ile bulanıklaştırmaktadır. Üyelik derecelerinin değişimi üyelik fonksiyonları ile belirlenmektedir. Uygulama alanına göre üyelik fonksiyonun şekli değişiklik göstermektedir. Uygun üyelik fonksiyonu literatürde genelde deneme yanılma yöntemi ile tespit edilmektedir. ANFIS elde bulunan girdi setine göre farklı üyelik fonksiyonları sunmaktadır. Bunların başlıcaları üçgen, yamuk, gauss dağılımı veya çan eğrisi ve sigmoid'lerdir. Seçilen üyelik fonksiyonları ayrı ayrı test verisinde kullanılarak en küçük hata değerine sahip fonksiyon tipi kurulan modelin eğitilmesi için seçilir (Bisen, 2011).

Üçgensel (triangular) ve Gauss dağılımı (Gaussian) tipi üyelik fonksiyonları sırasıyla Denklem 9 ve Denklem 10'da verilmiştir.

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (9)$$

$$\mu_A(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-c_i}{a_i} \right)^2 \right] \quad (10)$$

2. katmanda, tanımlanan kurallar kullanılarak, bulanık çıkarılma yapılır ve YSA sistemine benzer ağırlık fonksiyonları uygulanır. Düğüm çıkışı Denklem 11'de verildiği gibi hesaplanır.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y) \quad i = 1,2 \quad (11)$$

3. Katmanda, bulanıklaştırılmış girdi değerlerinin ağırlık fonksiyonlarıyla çarpılıp toplanmış büyüklükleri aşağıdaki gibi normalize edilmektedir:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1,2 \quad (12)$$

4. katmanda, her bir düğümün model çıktısı üzerindeki katkısı Denklem 13'de gösterildiği şekilde hesaplanır.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (13)$$

4. Katmanda tekrar ağırlık fonksiyonuyla çarpılıp toplanan normalize edilmiş değerler 5. Katmanda basitçe toplanır ve çıktıya ulaşılır. YSA de olduğu gibi geri yayılım metodu kullanılarak ağırlık fonksiyonları optimize edilir ve ANFIS öğrenme yeteneğini kazanmış olur.

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (14)$$

ANFIS performansı, üyelik fonksiyonlarının çeşidine, yapısına, sayısına ve tanımlanan kural sayısına bağlıdır. Bu çalışmada her bir parametre değiştirilerek toplamda 25 model eğitilmiştir. YSA ile aynı eğitim koşullarını sağlamak amacı ile veriler, sırasıyla eğitim ve test olmak üzere %75 ve %25 olarak ikiye ayrılmıştır. Tablo 3'de hazırlanan her bir ANFIS mimarisi özellikleri verilmiştir. Giriş ve çıkış üyelik fonksiyon tipleri ve üyelik fonksiyon

sayıları optimize edilmiş ve en iyi yaklaşımı sağlayan mimari belirlenmiştir.

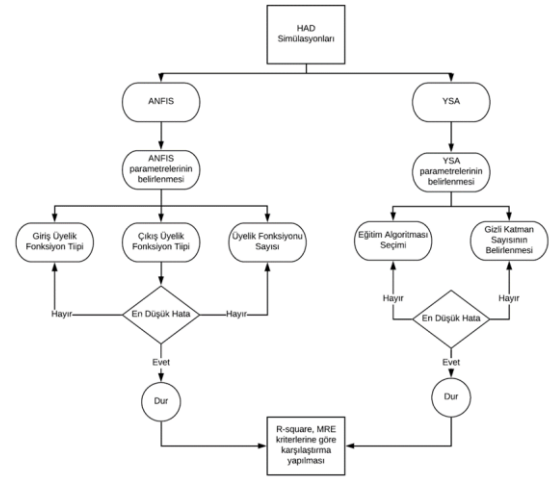
Tablo 3. ANFIS Modeli Mimarileri

	Giriş Üyelik Fonksiyon tipi	Çıkış Üyelik Fonksiyon Tipi	Üyelik Fonksiyon sayısı
Model 1	trimf	Sabit	3
Model 2	trapmf	Sabit	3
Model 3	gbellmf	Sabit	3
Model 4	gaussmf	Sabit	3
Model 5	gauss2mf	Sabit	3
Model 6	pimf	Sabit	3
Model 7	dsigmf	Sabit	3
Model 8	psigmf	Sabit	3
Model 9	trimf	Doğrusal	3
Model 10	trapmf	Doğrusal	3
Model 11	gbellmf	Doğrusal	3
Model 12	gaussmf	Doğrusal	3
Model 13	gauss2mf	Doğrusal	3
Model 14	pimf	Doğrusal	3
Model 15	dsigmf	Doğrusal	3
Model 16	psigmf	Doğrusal	3
Model 17	trimf	Doğrusal	2
Model 18	trimf	Doğrusal	3
Model 19	trimf	Doğrusal	4
Model 20	trimf	Doğrusal	5
Model 21	trimf	Doğrusal	6
Model 22	trimf	Doğrusal	7
Model 23	trimf	Doğrusal	8
Model 24	trimf	Doğrusal	9
Model 25	trimf	Doğrusal	10

Performans Değerlendirilmesi

Bu çalışmada Francis tipi türbinlerin tepe diyagramı oluşturulmasında verim tahminlemesi yapmak amacı ile YSA ve ANFIS modelleri birbirleri ile ve sayısal sonuçlar ile kıyaslanmıştır. Çalışma sırasında izlenen metodoloji Şekil 8’de verilmiştir.

42 adet HAD analizi sonucunda elde edilen sayısal sonuçlarla YSA ve ANFIS çıktıları kıyaslaması istatistiksel kıyaslama yapılarak gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda Denklem (15) ve (16)’da verilen ortalama hata (OH) ve regresyon kat sayısı (R^2) hesaplamaları yapılarak kıyaslamalar gerçekleştirilmiştir.



Şekil 8. Çalışma metodolojisi

$$OKH = \frac{1}{N} \frac{|X_{Gerçek,i} - X_{tahmin,i}|}{|X_{Gerçek,i}|} \quad (15)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i^N (X_{Gerçek,i} - X_{tahmin,i})^2}{\sum_i^N (X_{Gerçek,i})^2} \quad (16)$$

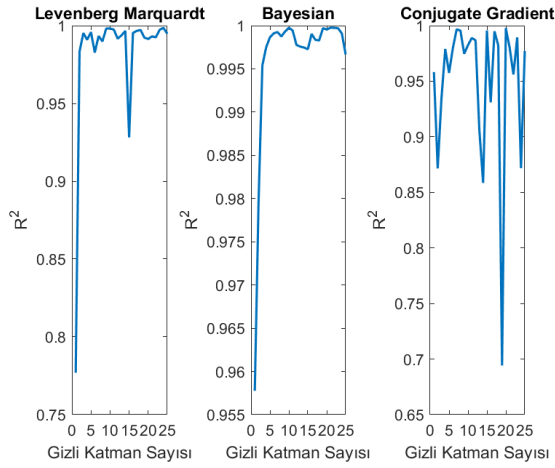
Denklem (16)’da verilen regresyon kat sayısı (R^2) değeri 0-1 aralığında değişim göstermektedir. Bu değer 1’e yaklaşması sayısal ve tahminlenen veri arasında doğruluğun arttığı anlamını taşımaktadır.

SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR

Bu bölümde önceki çalışmada (Ayli,2014 ve Ayli,2015) elde edilmiş sayısal sonuçlar sırası ile YSA ve ANFIS yaklaşımı ile elde edilen sonuçlarla performans değerlendirme kriterlerine göre kıyaslanmıştır.

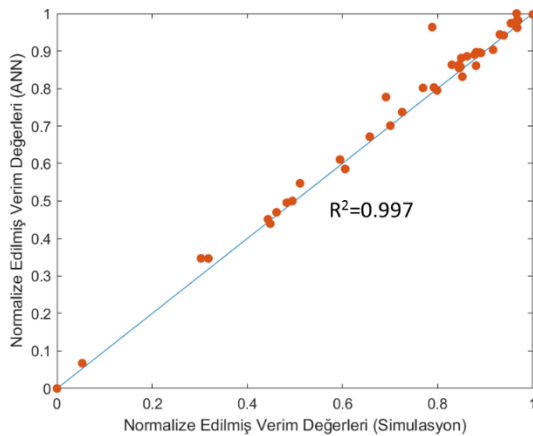
YSA Yaklaşımı ile Elde Edilen Sonuçların İrdelenmesi

Tablo 2’de verildiği üzere 75 farklı YSA mimari hazırlanmış ve probleme uygulanarak verim tahminlemesi yaptırılmıştır. Şekil 9’da katman sayısının farklı eğitim algoritmaları için etkisi gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlara göre eğitim algoritması modelin başarısını doğrudan etkilemektedir. Bunun yanı sıra modelin içerdiği gizli katman sayısı da performansı etkileyen bir diğer faktör olarak karşımıza çıkmaktadır. Katman sayısının etkisi SCG modelinde diğer modellere göre daha baskın olarak gözlemlenmektedir. Gizli katman sayısının artışına bağlı olarak R^2 değişimi ortak bir davranış sergilememektedir. Bu durum katman sayısının optimize edilmesi gereken bir parametre olduğunu ve deneme-yanılma yolu ile ilgili problem için uygun değer bulunacağını göstermektedir. İstatistiksel kıyaslamaya göre SCG metodu en düşük R^2 değerleri ve en yüksek ortalama hataya sahip iken, en iyi sonuç veren eğitim algoritması 10 adet gizli katman içeren BR olarak hesaplanmıştır.



Şekil 9. Gizli katman sayısı ve eğitim algoritmasının performans üzerindeki etkisi

Şekil 10'da en iyi yaklaşımı sağlayan 10 gizli katmana sahip BR eğitim algoritması için sayısal ve tahminlenmiş verilerin kıyaslanması normalize edilmiş veriler cinsinden hem eğitim hem test seti için gösterilmiştir. Sadece deney seti verileri kullanıldığında 0.9987 olan R^2 değeri test verilerinin de katılması ile 0.997 değerine düşmektedir.



Şekil 10. Simülasyon verisi ve YSA tahmin değerleri karşılaştırması

ANFIS Yaklaşımı ile Elde Edilen Sonuçların İrdelenmesi

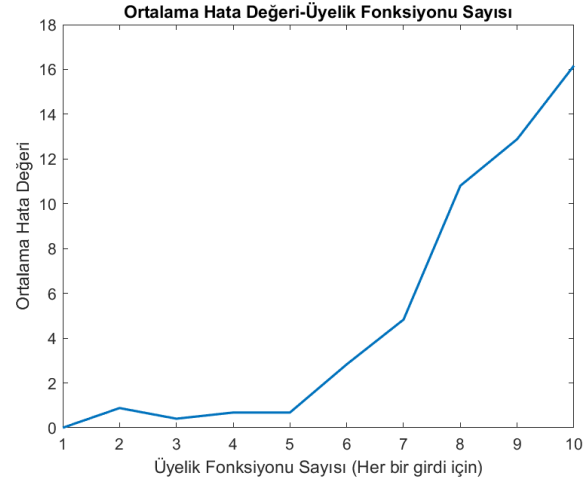
En uygun ANFIS modelini elde etmek için Tablo 3'de verildiği üzere toplamda 25 farklı senaryo için eğitim yapılmıştır. Bu eğitimlerin 16 tanesi üyelik fonksiyonunu belirlemek geri kalan 9 tanesi üyelik fonksiyonu sayısının modele olan etkisini gözlemlemeyi amaçlamaktadır. Sonuçlar OH kriterine göre değerlendirilmiştir. ANFIS modeli eğitilirken normalizasyon yapılmamıştır. Bunun sebebi ANFIS ve YSA katmanları arasında zaten bu işlemin yapılıyor olmasıdır. Girdileri 0 ve 1 arasında normalize etmek tahminlemeyi negatif yönde etkilemiştir. Tablo 4'te her bir giriş için tanımlanan 3x3 üyelik fonksiyonlar ile çıkış üyelik fonksiyonuna bağlı olarak yapılan tahmin çıktıları ve bunların arasında hata değerleri ortalaması hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre en iyi sonuç Trimf modeli doğrusal çıktı üyelik fonksiyonu kullanıldığında elde edilmiştir. En iyi üyelik

fonksiyonunun (MF) seçilmesinin ardından üyelik fonksiyonu sayısının sonuçlara olan etkisi istatistiksel olarak irdelenmiştir.

Tablo 4. Üyelik fonksiyon çeşitlerinin hata değerleri

	Ortalama Hata		R ²
	Sabit	Doğrusal	Doğrusal
Trimf	3.164	1.418	0.9992
Trapmf	9.873	5.583	0.9928
Gbellmf	9.209	2.281	0.9959
Gaussmf	8.733	2.096	0.9944
Gauss2mf	7.750	6.264	0.9731
Pimf	13.320	24.354	0.9602
Dsigmf	9.014	55.775	0.8771
Psigmf	9.012	55.749	0.8871

Şekil 11'de ortalama hata değerinin üyelik fonksiyonu sayısına göre değişimi gösterilmiştir. Her bir girdi için 3 üyelik fonksiyonun tanımlanması durumunda ortalama hata minimize olmuştur. Üyelik fonksiyonun artması ile tanımlanan kural sayısı da artmaktadır. Mimarideki karmaşıklığın artmasına bağlı olarak ortalama hata değerleri üyelik fonksiyonun artışı ile artış göstermiştir. Ayrıca, üyelik fonksiyonu artışı yakınsama kriterine ulaşma süresini uzatmaktadır. Dolayısı ile hem zaman maliyetini hem de hatayı minimize etmek için üyeli fonksiyonu sayısı düşük tutulmalıdır. 3x3 kurallı doğrusal çıkışlı ANFIS modelinin, simülasyon verisine göre ortalama hata değeri %2'nin altına düşmektedir.

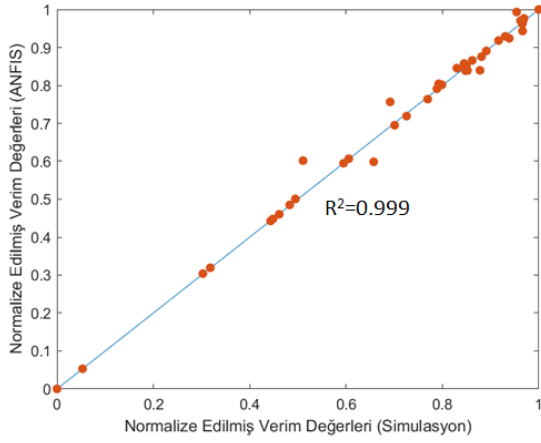


Şekil 11. Ortalama hata değerinin üyelik fonksiyonu sayısına oranı

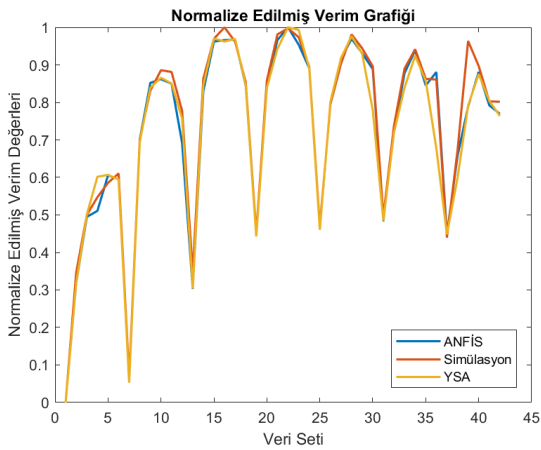
Şekil 12'de optimize edilen ANFIS mimarisi çıktıları ile simülasyon verileri hem eğitim hem test verileri için karşılaştırılmıştır. R^2 değeri 0.999, ortalama hata ise %1.41 olarak hesaplanmıştır.

ANFIS ve YSA Sonuçlarının Kıyaslanması

Şekil 13'de Simülasyon verim eğrisi ile birlikte YSA ve ANFIS verim tahminlemesi değerleri verilmiştir. Her iki yaklaşım ile de verim değişimi gözlemlenebilmekte beraber YSA metodu düşük ya da yüksek tahminleme yaparken ANFIS ile verim dağılım davranışı sayısal sonuçlara daha uyumlu gözlemlenmektedir.



Şekil 12. Simülasyon verisi ve ANFIS tahmin değerleri karşılaştırılması

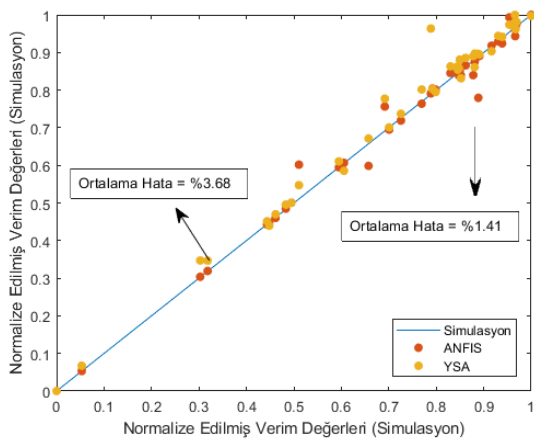


Şekil 13. Normalize edilmiş Verim eğrileri

ANFIS ve YSA modellerinin istatistiksel kıyaslamaları Tablo 5’de gösterilmektedir. Hesaplanan hata değerlerine ve R^2 değerlerine göre ANFIS modelinin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 5. YSA ve ANFIS metodlarının performans kıyaslaması

	YSA	ANFIS
Ortalama Hata Değeri	3.77	1.41
Maksimum Hata Değeri	27.28	16.98
R^2	0.9971	0.9992



Şekil 14. YSA ve ANFIS metodu ile elde edilen normalize verilerin sayısal veriler ile kıyaslanması

Şekil 14’de her iki metot ile de elde edilen normalize edilmiş veriler sayısal veriler üzerinde gösterilmektedir. ANFIS yaklaşımı ile verilerdeki sapmanın daha az olduğu ve sayısal veriler ile daha uyumlu olduğu gözlemlenmektedir.

BULGULAR

Su türbinleri tasarım debi ve düşüsü esas alınarak tasarlansalar dahi; mevsimsel yağış dalgalanmaları, zaman bağlı elektrik ihtiyacı farklılıkları sebebiyle tasarım noktası dışında da kısmi yüklemeler şartlarında çalıştırılabilmektedir. Beklendiği üzere türbinlerin farklı çalışma koşullarında verimleri ve güç üretimleri değişiklik göstermektedir. Bu sebep ile türbin tasarımı yapılırken kısmi yüklemeler koşullarındaki türbin performansı irdelenmekte ve kısmi performansı olabildiğince tasarım noktasına yakın güç ve verim değerlerinde tasarlamak hedeflenmektedir. Bu amaç doğrultusunda tasarımcılar tepe diyagramları oluşturmakta ve türbinin farklı debi ve düşü altındaki davranışını bu grafik üzerinden irdelemektedir. Tepe diyagramı oluşturulması deneysel ve sayısal olarak oldukça maliyetli bir süreçtir. Bu çalışma da tepe diyagramı elde etme sürecini kısaltmak ve deneysel ve sayısal sonuçlarla elde edilen verim değerleri ile tutarlı verimi değerleri elde etmek amacı ile YSA ve ANFIS metodları kullanılmıştır. YSA ve ANFIS metodları arasında yapılan kıyaslamaya göre parametre optimizasyonu yapıldığında ANFIS metodu YSA’ya göre daha yüksek doğrulukta yaklaşım sağlamaktadır. Ancak optimizasyon sürecinin iyi yönetilememesi durumunda (uygun üyelik fonksiyonu ve fonksiyon sayısının seçilememesi gibi) YSA metodunun daha yüksek doğrulukta sonuçlar vermesi mümkündür. Dolayısı ile parametre optimizasyonu yapmak gerekli bir çalışma olarak karşımıza çıkmaktadır.

YSA metodunda öğrenme algoritması, gizli katman sayısı, ANFIS metodunda ise üyelik fonksiyonu ve üyelik fonksiyonu sayısının çıktı üzerindeki etkileri irdelenmiştir. En hızlı yakınsama Bayesian Regulation eğitim algoritması ile elde edilmiştir. Sayısal sonuçlara yakın sonuçlara ise yine bu algoritma ile ulaşılmıştır. Ortalama hata oranı bu algoritma ile %3.77 değerine kadar düşürülmüştür. ANFIS metodunda sayısal çalışma ile en tutarlı sonuçlar Trimf üyelik fonksiyonu ile elde edilmiştir. Literatür irdelendiğinde ANFIS uygulamalarında en yaygın olarak bu üyelik fonksiyonunun kullanıldığı gözlemlenmiştir. Bu üyelik fonksiyonu ile ortalama hata % 1.41 değerine düşürülmüş R^2 değeri ise 0.999 olarak hesaplanmıştır. Yazarların bilgisine göre YSA ve ANFIS uygulamasının Francis tipi türbinlere uygulandığı ilk literatür araştırması bu çalışmadır. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda ANFIS metodunun 1.41% ortalama hata ile sayısal sonuçlar ile tutarlı verim tahminlemesi yaptığı görülmektedir. Dolayısıyla, yüksek zaman ve maliyetten kurtulmak ve yüksek mertebe doğrulukta bir tepe diyagramı oluşturmak ANFIS metodu ile sağlanabilmektedir.

REFERANSLAR

- Antonopoulos, V. Z., Papamichail, D. M., Aschonitis, V. G., & Antonopoulos, A. V. 2019, Solar radiation estimation methods using ANN and empirical models. *Computers and Electronics in Agriculture*, 160(March), 160–167.
- Ataseven, B. 2013, Yapay Sinir Ağları İle Öngörü Modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115–115. <https://doi.org/10.14783/od.v10i39.1012000311>.
- Anup, K. C., Bhola Thapa, and Young-Ho Lee.,2014, Transient Numerical Analysis of Rotor–Stator İnteraction in a Francis Turbine. *Renewable Energy*, cilt 65, Sf: 227-235.
- Ayancik F.,2014,Hesaplamalı Akışkanlar *Dinamiği Yardımıyla Su Türbini Çarkı Tasarımı Ve Eniyilemesi*, Yüksek Lisans Tezi, TOBB Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye
- Ayli, E., Kaplan, A., Cetinturk, H., Demirel, G., Celebioglu, K., Aradag, S., CFD Analysis of 3D flow for 1.4 MW Francis turbine and model turbine manufacturing, *35th Computers and Information in Engineering Conference*, August 2015,America.
- Ayli, E., 2016. Francis Tipi Türbinlerin Sayisal Yöntemler İle Tasarımı, Parametre Optimizasyonu Ve Model Testlerinin Sayisal Alt Yapısının Geliştirilmesi, *Doktora Tezi*, TOBB Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye
- Bisen, Ö., 2011 Üst Yapı İnşaat Projelerinde Öngörülme Endirekt Maliyetlerin Belirlenmesine Yönelik Bir Karar Destek Sistemi Oluşturulması, *Doktora Tezi*, İstanbul Kültür Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye.
- Celebioglu, K., Aradag, S., Ayli, E., Altintas, B. 2018. Rehabilitation of Francis Turbines of Power Plants with Computational Methods. *Hittite Journal of Science & Engineering*, 5(1), 37–48. <https://doi.org/10.17350/hjse19030000076>
- Ghosh, S., & Majumder, M. 2019, Prediction of Wave Energy Potential in India: A Fuzzy-ANN Approach. *Metaheuristics in Bioenergy Supply*, IntechOpen. DOI: 10.5772/intechopen.84676
- Gohil PP, Saini RP.2014, CFD: Numerical analysis and performance prediction in Francis turbine. *IEEE 1st International Conference on Non-Conventional Energy (ICONCE)*, pp:94-97.
- International Renewable Energy Agency. (2018). Renewable capacity statistics 2018 *Statistiques de capacité renouvelable Estadísticas de capacidad renovable 2018*.
- IRENA 2018. Renewable Power Generation Costs in 2017. In *International Renewable Energy Agency*. https://doi.org/10.1007/SpringerReference_7300
- Kurtgoz, Y., Karagoz, M., Deniz, E. 2017. Biogas engine performance estimation using ANN. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 20(6), 1563–1570. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2017.12.010>.
- Mensour, O. N., El Ghazzani, B., Hlimi, B., & Ihlal, A. 2017. Modeling of solar energy potential in Souss-Massa area-Morocco, using intelligence Artificial Neural Networks (ANNs). *Energy Procedia*, 139, 778–784. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.11.287>
- Okay, G., 2010. *Utilization of CFD Tools in the Design Process of a Francis Turbine*, Yüksek Lisans Tezi, ODTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye
- Patel, K., Desai, J., Chauhan, V., Charnia, S. 2011, Development of Francis Turbine using Computational Fluid Dynamics. In *11st Asian International Conference on Fluid Machinery and 3rd Fluid Power Technology Exhibition* pp. 1-3.,
- Raju, D., Sumalatha,M. Ramani,Lakshmi, K.V. 2011 Solving Uncertain Problems using ANFIS. *International Journal of Computer Applications*, 29(11), 14–21. <https://doi.org/10.5120/3690-5152>
- Shukla, M. K., Jain, R., Prasad, V., Shukla, S. 2011. CFD Analysis of 3D Flow for Francis Turbine. *MIT International Journal of Mechancial Engineering*, Cilt:1, sf: 93-100.
- Terzi, Ü. K., Onat, N., & At, S. 2011. New Hybrid Method Proposal for Wind Speed Prediction : a Case Study of Lüleburgaz, *Environmental Research, Engineering and Management*, 1(1), 23–28.
- Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, “Enerji: Elektrik”, <https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Elektrik>
- Vuraş, B.B., 2007, Yapay Sinir Ağları ile Finansal Tahmin,*Yüksek Lisans Tezi*, Ankaya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara, Türkiye.
- Xie,G., Sunden, G., Wang, Q., Tang,L., 2009, Performance Predictions of Laminar and Turbulent Heat Transfer and Fluid Flow of Heat Exchangers Having Large Tube-Diameter and Large Tube-Row by Artificial Neural Networks, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, vol:52,pp: 2484-2497.



Ece Aylı 1989 yılında Ankara'da doğdu. TOBB ETU Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Makine Mühendisliği Bölümünden 2010 yılında mezun oldu. 2012 yılında TOBB ETU Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde Yüksek Lisans, 2016 yılında aynı üniversiteden Doktora Derecesi aldı. 2018 yılından bu yana Dr. Öğretim Üyesi olarak Çankaya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Makine Mühendisliği Bölümünde çalışmaktadır. İlgili alanları, yenilenebilir enerji, Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği, Süpersonik akışlardır.



Oğuzhan Ulucak 1993 yılında Ankara'da doğdu. Selçuk Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Makine Mühendisliği Bölümü'nden 2017 yılında mezun oldu. Halen Çankaya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Makine Mühendisliği alanında yüksek lisansını yapmaktadır. Akışkanlar mekaniği, Yenilenebilir enerji alanında çalışmalarına devam etmektedir.